

# **Efecto de un empujón de pertenencia social en estudiantes del curso de Introducción a la Economía de primer año de la carrera de Economía de la Universidad de Costa Rica**

Isaura Gutiérrez Vargas<sup>1</sup>, Aracelly Zárate Cordero<sup>1</sup>, Wendy Zárate Cordero<sup>1</sup>  
[isaura.gutierrez@ucr.ac.cr](mailto:isaura.gutierrez@ucr.ac.cr), [aracelly.zarate@ucr.ac.cr](mailto:aracelly.zarate@ucr.ac.cr), [wendy.zarate@ucr.ac.cr](mailto:wendy.zarate@ucr.ac.cr)

## **RESUMEN**

La educación superior costarricense presenta tasas de deserción alarmantes, en el caso de la carrera de Economía de la Universidad de Costa Rica estas tasas han rondado el 50% en la última década, explicado en parte por el rendimiento académico en los cursos introductorios. Para el abordaje de este fenómeno es posible aplicar métodos innovadores de bajo costo para aumentar la motivación de los estudiantes universitarios de primer ingreso. El objetivo del estudio es analizar el efecto de un nudge de pertenencia social sobre las calificaciones de los estudiantes de primer ingreso matriculados en el curso Introducción a la Economía durante el primer semestre del 2021. Para la aplicación de este experimento se contó con una muestra de 129 estudiantes divididos aleatoriamente en dos grupos, uno de tratamiento (n=69) y otro de control (n=60). La aplicación del tratamiento (nudge) tuvo una duración de tres semanas y consistió en dos videos y una infografía enviados a los estudiantes. Estos empujones fueron diseñados específicamente para esta investigación siguiendo antecedentes en la literatura hasta ahora centrada en intervenciones para la modalidad presencial. Para analizar el efecto del tratamiento se realizó un modelo longitudinal de efectos mixtos, en el que la variable dependiente fueron las calificaciones obtenidas por los estudiantes en las siete evaluaciones realizadas en el curso Introducción a la Economía. Finalmente, dentro de los resultados se encontró que el *nudge* generó un efecto positivo en las evaluaciones de los estudiantes. Aquellos que recibieron el tratamiento tuvieron un incremento pequeño pero consistente en las calificaciones del curso.

**PALABRAS CLAVES:** nudge, deserción, educación, comportamiento, economía

## **ABSTRACT**

Costa Rican higher education exhibits alarming dropout rates, particularly in the Economics program at the University of Costa Rica, where these rates have hovered around 50% in the last decade. This is partially attributed to academic performance in introductory courses. Addressing this phenomenon can involve applying innovative, cost-effective methods to enhance the motivation of first-year university students. The objective of this study is to analyze the effect of a social belonging nudge on the grades of first-year students enrolled in the Introduction to Economics course during the first semester of 2021. For the implementation of this experiment, a sample of 129 students was randomly divided into two groups: a treatment group (n=69) and a control group (n=60). The treatment (nudge) lasted for three weeks and included two videos and an infographic sent to the students. These nudges were specifically designed for this research, drawing on literature that had previously focused on interventions for in-person modalities. To analyze the treatment's effect a longitudinal mixed-effects model was employed, with the dependent variable being the grades obtained by students in the seven assessments conducted in the Introduction to Economics course.

Ultimately, the results indicated that the nudge had a positive effect on the students' assessments. Those who received the treatment showed a small but consistent increase in course grades.

**PALABRAS CLAVES:** nudge, deserción, educación, comportamiento, economía

## INTRODUCCIÓN

La deserción estudiantil no es un problema ajeno a Costa Rica, el cual se agrava considerablemente en la educación superior. Datos del Ministerio de Educación Pública señalan que el abandono estudiantil en primaria y secundaria, es alrededor del 7%, mientras que “en las universidades públicas, de cada cohorte de nuevos ingresos entre el 49% y 55% de los estudiantes logra obtener un título” (Programa Estado de la Nación, 2019, p.51). Particularmente en la carrera de Economía de la Universidad de Costa Rica, Xirinachs (2018) revela que se tienen niveles de deserción que han rondado el 50% en los últimos 10 años superando así al promedio nacional (PEN, 2019).

De acuerdo con Castillo (2010), el análisis del fenómeno de la deserción debe ser estudiado para comprender las causas específicas, así como las acciones preventivas que se pueden tomar para reducir la tasa de abandono. Existen determinantes externos, que coadyuvan a la deserción, investigaciones realizadas con estudiantes de la Universidad Nacional (UNA), identifican dentro de estos factores la falta de gusto por la carrera matriculada, la situación económica de la persona estudiante o pocas oportunidades de financiación (Rodríguez y Zamora, 2021). Además, los autores agregan dentro de este grupo a los factores institucionales, tales como incomodidad con el ambiente universitario o un inadecuado trato recibido en la universidad por parte de los profesores

En adición a los factores externos, existen una serie de variables relacionadas al individuo tales como la motivación, organización, autodisciplina y responsabilidad del estudiante (Bargmann et al., 2022). A pesar de que la mayoría de los esfuerzos por reducir la deserción se enfocan en los determinantes externos, hay estudios que determinan que la motivación, el nivel de integración y la pertenencia pueden llegar a tener un peso más grande de lo que se piensa. Existe un consenso de que el factor más relevante para que los individuos que son parte de un sistema, como la universidad, logren alcanzar las metas, es la motivación (Willging y Johnson, 2009). Moncada (2014), señala que el *nivel de integración académica y social* es fundamental a la hora de tomar la decisión de abandonar los estudios. Por ende, los estudiantes que no perciben buenos resultados, tanto en el ámbito académico como social, se les dificulta el proceso de adaptación y se desmotivan a continuar.

A lo largo de los años, se han planteado una serie de estrategias para mejorar las calificaciones de los estudiantes y evitar el abandono escolar. Una de estas, aunque no tan popular, es la implementación de *nudges* o empujones, los cuales son una estrategia de la economía experimental que busca influenciar el comportamiento de los individuos por medio de pequeños cambios en el entorno (Weijers et al., 2021). En el contexto educativo, los *nudges* se han utilizado para incrementar el rendimiento académico estudiantil (Filmer y Norbert, 2009), así como para aumentar la inclusión de estudiantes con desventajas socioeconómicas en la educación superior (Bettinger et al., 2009).

Los *nudges* normalmente consisten en intervenciones que tienen como objetivo alterar el comportamiento de las personas, ya sea aprovechando sus sesgos cognitivos o respondiendo a ellos, mientras mantienen intactos los conjuntos de opciones a los que está expuesto el individuo

(Schubert, 2017). En estudios previos, se ha encontrado que los *nudges* de pertenencia social generan resultados positivos en las calificaciones y persistencia en los estudios (Wilson y Linville, 1982; Walton y Cohen, 2011). Además, se ha demostrado que estos empujones son alternativas de bajo costo que pueden generar grandes cambios en el comportamiento de los participantes.

Es así como el presente trabajo analiza los datos recolectados por los economistas Felipe Carrera Cerdas y Angie Madrigal Rodríguez durante el primer semestre del 2021. Los investigadores proponen el uso de un *nudge* en estudiantes de primer año de la carrera de Economía para reducir el abandono temprano debido al bajo rendimiento por desmotivación. Específicamente, el *nudge* diseñado ad-hoc para esta investigación buscó fortalecer la pertenencia social y mejorar el rendimiento en las evaluaciones del curso introducción a la economía. De esta forma, este estudio contempla como objetivo general analizar el impacto de un *nudge* de comportamiento sobre las calificaciones de los estudiantes que pertenecen al grupo de tratamiento en comparación con el grupo de control. En segundo lugar, se quiere determinar si se presentan diferencias relevantes por sexo, beca socioeconómica o conexión a internet del estudiante. Se contempla como hipótesis que las calificaciones del grupo de tratamiento son más altas que las del grupo de control, además se espera que el efecto del *nudge* sea más fuerte para las mujeres y los estudiantes que poseen beca socioeconómica.

## **METODOLOGÍA**

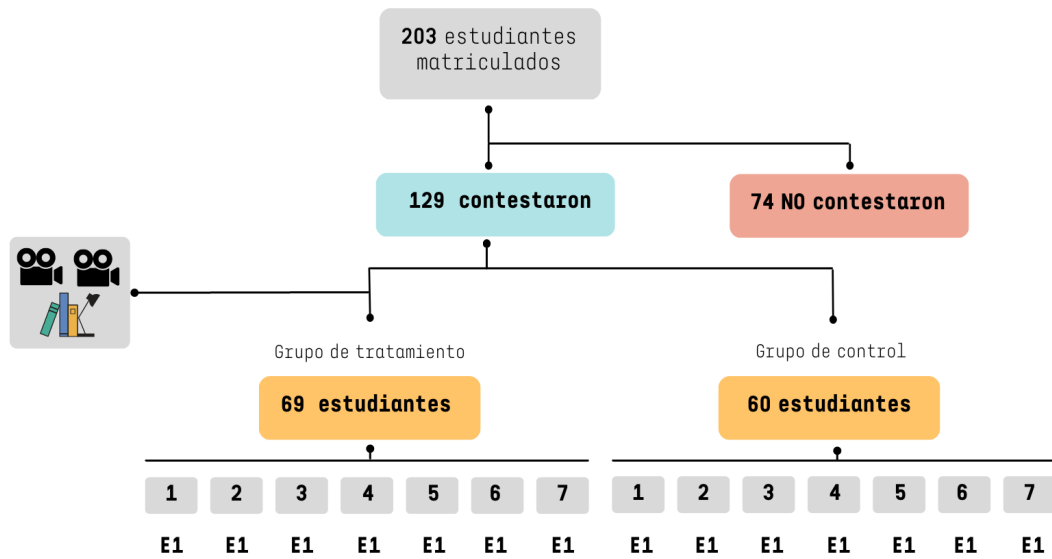
El curso de Introducción a la Economía de la Universidad de Costa Rica busca que las personas puedan identificar y explicar hechos del entorno económico a partir de los principios fundamentales de la teoría económica. En el primer semestre del 2021, la matrícula fue de 203 estudiantes separados en tres grupos, con un profesor diferente por grupo. Debido a la pandemia del COVID 19, desde inicios del 2020, el curso se impartió de manera virtual.

El presente trabajo se basa en datos recolectados por los economistas Felipe Carrera Cerdas y Angie Madrigal Rodríguez, durante el primer semestre del 2021. Mediante una encuesta en la plataforma *Google Forms*, se les preguntó a los estudiantes matriculados información sociodemográfica como *sexo, colegio de procedencia, residencia, tipo de internet, cantidad de familiares en el hogar, cantidad de computadoras en el hogar, situación de beca y situación de ingreso a la carrera*. Del total de estudiantes (203) a los que se les envió la encuesta, 129 la completaron. Para identificar al estudiante se solicitó el número de carné.

A partir de los estudiantes que completaron la encuesta, se conformó el grupo de control y tratamiento. Se utilizó un método de muestreo aleatorio estratificado para seleccionar los sujetos que serían sometidos al tratamiento y conformar el grupo de control. En este proceso, se dividió la población en función del sexo, y luego se subdividió según la residencia y la disponibilidad de beca socioeconómica. De esta manera, se obtuvieron ocho estratos, a los cuales se les aplicó un muestreo simple para conformar los dos grupos finales, como se muestra en la Figura 1. Para medir el efecto del empujón en el promedio de las calificaciones, se utilizaron las siete evaluaciones realizadas por la persona estudiante en el curso Introducción a la Economía.

### **Figura 1**

### Diagrama del diseño experimental utilizado



El tratamiento tuvo una duración de tres semanas y consistió en enviar, a los 69 estudiantes que conforman el grupo de tratamiento, dos videos y una infografía mediante correos electrónicos de parte de la y el investigador(a). Se escogió este método de comunicación (correo electrónico) para evitar la contaminación entre grupos. Los vídeos fueron grabados con estudiantes avanzados y profesores que habían superado circunstancias y obstáculos académicos en la universidad. Tenían una duración de aproximadamente 10 minutos y en ellos participaron tanto hombres como mujeres. Mientras que la infografía se diseñó para comunicar información acerca de diferentes formas de estudiar y cómo las personas pueden mejorar sus habilidades cognitivas a través de la práctica y el estudio.

Para este estudio, se empleó un modelo longitudinal mixto, tomando las calificaciones obtenidas por los estudiantes como la variable respuesta. Se asumió que estas calificaciones siguen una distribución normal. El modelo considera todos los factores relevantes y sus interacciones, los cuales se detallan a continuación:

$$Y_{i,j,k,l,m,n,q} = \beta_0 + \beta_1 ID + \alpha_j + \tau_k + \gamma_l + \delta_m + v_n + \beta_2 P + (\alpha\tau)_{jk} + (\alpha\gamma)_{jl} + (\alpha\delta)_{jl} + (\alpha v)_{jn} + \alpha_j^* ID + \tau_k^* ID + \gamma_l^* ID + \delta_m^* ID + v_n^* ID$$

Donde:

$$Y|i \sim N(\mu_i, \sigma_\epsilon^2)$$

$\beta_1$  = coeficiente asociado a la evaluación

$\beta_2$  = coeficiente asociado al promedio de matricula

$\alpha_j$  = j-enésimo efecto del tipo de tratamiento, donde  $\alpha_1 = 0$

$\tau_k$  = k-enésimo efecto del sexo, donde  $\tau_1 = 0$

$\gamma_l$  = l-enésimo efecto del colegio, donde  $\gamma_1 = 0$

$\delta_m$  = m-enésimo efecto del tipo de beca, donde  $\delta_1 = 0$

$v_n$  = n-enésimo efecto del tipo de conexión, donde  $v_1 = 0$

$$\begin{aligned}
(\alpha\tau)_{jk} &= \text{interacción entre tratamiento y sexo} \\
(\alpha\gamma)_{jl} &= \text{interacción entre tratamiento y colegio} \\
(\alpha\delta)_{jm} &= \text{interacción entre tratamiento y beca} \\
(\alpha\nu)_{jn} &= \text{interacción entre tratamiento y conexión} \\
\alpha_j^* &= \text{interacción entre evaluación y tratamiento} \\
\tau_k^* &= \text{interacción entre la evaluación y sexo} \\
\gamma_l^* &= \text{interacción entre evaluación y tipo de colegio} \\
\delta_m^* &= \text{interacción entre evaluación y tipo de beca} \\
\nu_n^* &= \text{interacción entre evaluación y tipo de conexión} \\
b_{0,i} &\sim N(0, \sigma_0^2) = \text{interceptos aleatorios} \\
b_{1,i} &\sim N(0, \sigma_1^2) = \text{pendientes aleatorias}
\end{aligned}$$

Es importante destacar que el número de evaluación (ID) asociado al coeficiente  $\beta_1$  se tomó como una variable continua, con el fin de examinar la existencia de una tendencia creciente, decreciente o constante en las calificaciones de los estudiantes.

Para evaluar los supuestos del modelo se utiliza la inspección gráfica, así como, las pruebas de Shapiro Wilks para comprobar la normalidad de los errores, y la prueba de Mauchly para verificar homocedasticidad. Seguidamente, se utiliza la prueba de razón de verosimilitud (LRT) con la distribución Chi cuadrado, para evaluar los efectos aleatorios y las interacciones incluidas en el modelo. Al realizar el análisis se obtiene el siguiente modelo que contempla el factor de tratamiento, sexo, colegio, beca, conexión, la interacción entre evaluación y tratamiento, la interacción entre tratamiento y beca, y los interceptos aleatorios.

$$Y_{i,j,k,l,m,n} = \beta_0 + \beta_1 ID + \alpha_j + \tau_k + \gamma_l + \delta_m + \nu_n + \beta_2 P + (\alpha\delta)_{jl} + \alpha_j^* ID + b_{0,i} + b_{1,i} ID + \epsilon_{ijklmno}$$

Para obtener los resultados se utiliza el software estadístico R (R core team, 2021), en la versión 4.1.2. Las librerías que se utilizan en este estudio son: *lattice* (Sarkar, 2008), *car* (Fox y Weisberg, 2019), *lme4* (Bates et al., 2015).

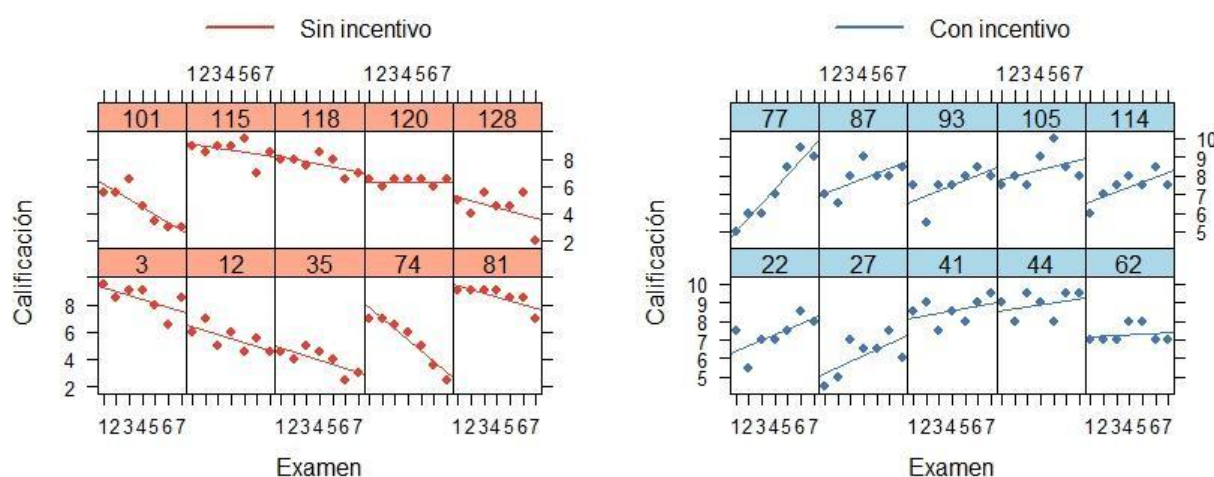
## RESULTADOS

La muestra recolectada corresponde al seguimiento de las calificaciones de 129 estudiantes de la carrera de Economía, sin embargo, solo se utiliza la información de 105 estudiantes ya que fueron los que completaron los siete exámenes. Con el propósito de contextualizar las características de la población de estudio, en la tabla 1, se muestra la distribución porcentual de los estudiantes que se sometieron al incentivo y los estudiantes sin incentivo según el sexo, tipo de colegio de procedencia, condición de beca, zona de residencia y tipo de conexión. Se obtiene que el 60% de la muestra son hombres, además, el 27.62% de estudiantes en ambos tratamientos proceden de colegios privados, y solo el 29.52% de estudiantes tienen conexión de fibra óptica.

**Tabla 1.** Distribución porcentual de estudiantes con y sin incentivo según factores de interés

Factores	Tratamiento		Total	
	Con incentivo	Sin incentivo		
<b>Sexo</b>				
Hombres	32.38	27.62	60.00	Posteriormente se supone de calificación número de por medio de la En la figura 2 se tendencia de solo con y sin el observa que en la estudiantes los cerca de la línea y tendencia bastante lineal, por lo que se puede suponer que se cumple el supuesto de linealidad. A su vez, se observa que en general los estudiantes que no recibieron incentivos durante el semestre presentan una tendencia decreciente en sus calificaciones, mientras que los estudiantes que recibieron el incentivo presentan calificaciones que mejoran ligeramente en cada evaluación.
Mujeres	20.95	19.05	40.00	
<b>Colegio</b>				
Publico	25.71	19.05	44.76	
Privado	27.62	27.62	55.24	
<b>Beca</b>				
Con beca	28.57	21.91	50.48	
Sin beca	24.76	24.76	49.52	
<b>Conexión</b>				
Inalámbrica	39.05	31.43	70.48	
Fibra óptica	14.29	15.23	29.52	

**Figura 2**  
Tendencia de calificación por estudiantes según tratamiento

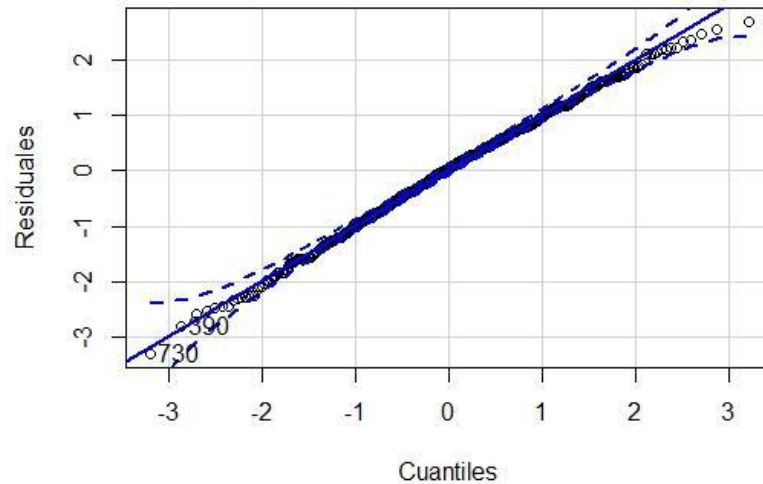


A su vez, se comprueba el supuesto de normalidad de los residuos. En la Figura 3 las observaciones se encuentran dentro de las bandas de confianza lo que indica que los errores se distribuyen normal. Adicionalmente, se aplica la prueba de Shapiro Wilks, el resultado de la misma concuerda con lo observado en los gráficos, ya que se obtiene una probabilidad asociada de 0.30, por

lo que no hay suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula de normalidad de los residuos con una significancia de 5%.

**Figura 3**

Cuantil-Cuantil para detectar normalidad de los errores



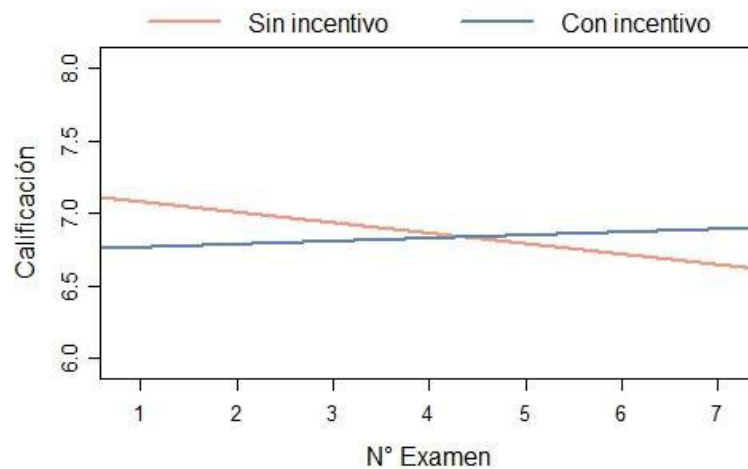
Mientras que para verificar el supuesto de esfericidad se utiliza la prueba de Mauchley, se obtiene una probabilidad asociada de 0.19, lo que indica que no existe suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula de que las diferencias de las varianzas entre todos los pares de medidas repetidas son homogéneas.

Luego se verifica mediante la prueba de razón de verosimilitud (LRT) si existe correlación entre las pendientes e interceptos de cada estudiante, la prueba arroja una probabilidad asociada de 0.70, por lo tanto, no se rechaza la hipótesis nula que establece que no hay correlación entre pendientes e interceptos. Es decir, se asume que las pendientes y los interceptos son independientes, lo cual indica que la calificación inicial de un estudiante no determina o influye en el ritmo de cambio del resto de calificaciones a lo largo del curso.

Del mismo modo, en la figura 2, se observa que las pendientes de los estudiantes en el grupo de control no son todas paralelas, lo mismo ocurre para los estudiantes con incentivo, lo que sugiere que las pendientes de los estudiantes con un mismo tratamiento no son todas iguales. Esto se comprueba con la prueba de máxima verosimilitud, con la cual se obtiene una diferencia de las dos deviancias de 13.50 con un grado de libertad y una probabilidad asociada cercana a cero ( $p < 0.001$ ). Por lo tanto, se concluye que los estudiantes no tienen la misma pendiente en cada tratamiento, es decir, la tasa de cambio de las calificaciones promedio no se da por igual en todos los estudiantes con un mismo tratamiento.

Se aplica la prueba LRT para verificar las interacciones incluidas en el modelo, con una probabilidad 0.04 se puede decir que existe interacción entre el número de examen realizado y el tratamiento, lo cual indica que las calificaciones cambian a un ritmo diferente en los dos tratamientos. Aunque las pendientes no son muy pronunciadas en la figura 4 se evidencia que las calificaciones de los estudiantes sin incentivo decrecen mientras que las calificaciones de los estudiantes con incentivo crecen ligeramente.

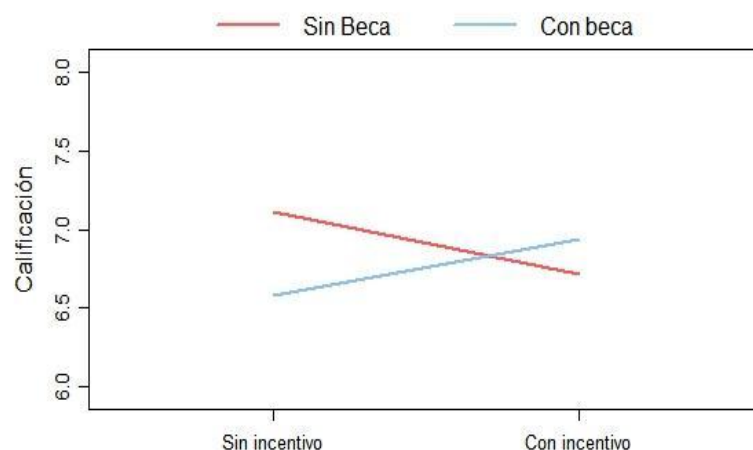
**Figura 4**  
Tendencia de calificación por tratamiento



Como se prueba la existencia de la interacción entre el tratamiento y el número del examen se realizan comparaciones con las pendientes de ambos tratamientos. Cuando se aplica el *nudge* a los estudiantes la calificación aumenta en promedio a un ritmo de 0.02 puntos por prueba. En la séptima prueba aumentará en 0.14 puntos. En cambio, para los estudiantes que no recibieron el empujón la calificación disminuye en promedio 0.07 puntos por prueba y en la séptima prueba se espera que disminuya 0.51 puntos en promedio.

Asimismo, solo se encuentra que existe interacción entre el tipo de tratamiento y beca con una probabilidad asociada de 0.02, esto se comprueba al analizar gráficamente la interacción entre el tipo de tratamiento y la beca. En la figura 5, se observa que para los alumnos que no recibieron el *nudge* la distancia entre la media de calificación para los estudiantes sin beca con respecto a la media de los estudiantes becados es mayor a la distancia que existe para los estudiantes con incentivo, por lo que se concluye que existe interacción entre el tratamiento y beca.

**Figura 5**  
Promedios de calificación para combinaciones de tratamiento y beca





Seguidamente, se realizan comparaciones entre los tratamientos en cada nivel de beca. Como se realizan dos comparaciones, las probabilidades deben compararse contra una significancia de 0.025. Solo se encontraron diferencias para el primer contraste como se muestra en la Tabla 2, lo cual indica que, para los estudiantes sin beca la calificación promedio es diferente entre el grupo de tratamiento y el de control. Por lo tanto, se espera con 95% de confianza que la calificación promedio para los estudiantes sin beca sea al menos 0.43 puntos mayor para los estudiantes que no recibieron el incentivo en comparación con aquellos que sí lo recibieron.

**Tabla 2**

Comparaciones de calificación promedio en estudiantes según condición de beca

Comparaciones	Probabilidad	Cota
<b>Estudiantes sin beca</b>		
Sin incentivo – Con incentivo	0.002*	0.434
<b>Estudiantes con beca</b>		
Sin incentivo – Con incentivo	0.344	---

Nota: \*Comparaciones por corrección de 0.05/2

## CONCLUSIONES

En este estudio se evaluó el efecto de un *nudge* de pertenencia social en estudiantes de la carrera de Economía durante el primer semestre del 2021. Para ello, se llevó a cabo un experimento en el que participaron 129 personas divididas en un grupo de tratamiento y control. Al grupo de tratamiento se le brindó durante tres semanas videos, infografías y seguimiento mediante correo electrónico con el fin de generar pertenencia social. Se esperaba que al generar esta pertenencia los estudiantes mejoraran su rendimiento académico en las evaluaciones del curso de Introducción a la Economía.

Dentro de los hallazgos se detectó que el *nudge* de comportamiento generó un efecto positivo sobre las calificaciones de los estudiantes matriculados en el curso Introducción a la Economía. Asimismo, se encontró que el tratamiento tiene una interacción con la condición de beca de la persona estudiante, de forma tal que para los individuos que reciben el empujón, existe una diferencia más pequeña entre las calificaciones obtenidas por los que tienen beca contra los que no tienen beca. A pesar de esto, no se halló interacción entre el *nudge* y el sexo de la persona estudiante, aun cuando se consideraba que el empujón tendría un mayor efecto sobre las mujeres.

Los economistas Felipe Carrera y Angie Madrigal, quienes propusieron este experimento, detectaron que el *nudge* no presentó alguno de los resultados esperados debido a que la literatura previa reflejaba cómo implementar pertenencia social en estudiantes de primer año siempre y cuando la educación fuese presencial. En tiempos de pandemia esto resultó una limitación debido a que el ambiente educativo virtual en Costa Rica presentaba ciertas limitantes; asimismo, los empujones no se acoplaban a convivencias estrictamente en modalidad virtual.

El efecto del *nudge* que se detectó en este estudio es importante y permite abrir una discusión sobre las iniciativas que se pueden establecer dentro de las Universidades del país para disminuir las tasas de deserción y mejorar el rendimiento académico. Muchas de las iniciativas que se establecen con este fin tienen un alto costo económico para las universidades, sin embargo, propuestas como la explorada en este estudio son alternativas de bajo costo que pueden generar grandes cambios en el comportamiento de los agentes. Finalmente, para futuras investigaciones se recomienda considerar covariables como la cantidad de créditos matriculados por los estudiantes, así como el nivel de preparación previa que tengan los estudiantes de primer ingreso.

## BIBLIOGRAFÍA

- Bates, D., Maechler, M., Bolker, B. & Walker, S. (2015). Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67(1), 1-48. doi:10.18637/jss.v067.i01
- Bargmann, C., Thiele, L. & Kauffeld, S. (2022). Motivation matters: predicting students' career decidedness and intention to drop out after the first year in higher education. *High Educ* 83, 845–861. <https://doi.org/10.1007/s10734-021-00707-6>
- Bettinger, P., Long, B., Oreopoulos, P. & Sanbonmatsu, L. (2009). The Role of Simplification and Information in College Decisions: Results from the H&R Block FAFSA Experiment. *NBER Working Paper No 15361*. <https://doi.org/10.3386/w15361>
- Castillo, M. (2010). Deserción a nivel universitario. *Revista Ensayos Pedagógicos*, 5, 37-56. <https://doi.org/10.15359/rep.5-1.2>
- Filmer, D. & Norbert S. (2009). School Enrollment, Selection and Test Scores. World Bank Policy Research Working Paper 4998 <http://documents1.worldbank.org/curated/en/495041468224995463/pdf/WPS4998.pdf>
- Fox, J. y Weisberg, S (2019). car: An {R} Companion to Applied Regression, Third Edition. Thousand Oaks CA: Sage. <https://socialsciences.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion/>
- Ministerio de Educación Pública (2010) Informe de <https://www.mep.go.cr/educatico/informe-de-investigacion-abandono-desercion-escolar-en-la-ensenanza-secundaria-en-costa-ri>
- Moncada, L. (2014). La integración académica de los estudiantes universitarios como factor determinante del abandono de corto plazo. Un análisis en el Sistema de Educación Superior a Distancia del Ecuador. RIED. *Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 17(2), 173-196. <https://doi.org/d88g>
- R Core Team. (2020). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>
- Rodríguez, M., & Zamora, J. (2021). Abandono temprano en estudiantes universitarios: un estudio de cohorte sobre sus posibles causas. *Uniciencia*, 35(1), 19-37. <https://dx.doi.org/10.15359/ru.35-1.2>
- Sarkar, D. (2008) Lattice: Multivariate Data Visualization with R. Springer, New York. ISBN 978-0-387-75968-5
- Santos Junior, José & Real, Giselle. (2019). Institutional Factor for Dropout in Higher Education: Analysis of Brazilian Academic Production.

- Schubert, C. (2017). Green nudges: Do they work? Are they ethical?. *Ecological Economics*. 132. 329-342. 10.1016/j.ecolecon.2016.11.009.
- Walton, G. M. & Cohen, G. L. (2011). A brief social-belonging intervention improves academic and health outcomes of minority students. *Science*, 331(6023), 1447–4151. <https://www.jstor.org/stable/29783880>
- Weijers, R.J., de Koning, B.B. & Paas, F. (2021) Nudging in education: from theory towards guidelines for successful implementation. *Eur J Psychol Educ* 36, 883–902. <https://doi.org/10.1007/s10212-020-00495-0>
- Wilson, T. D. y Linville, P. W. (1982). Improving the academic performance of college freshmen: Attribution therapy revisited. *Journal of Personality and Social Psychology*, 42(2), 367–376.
- Willing, P. A., & Johnson, S. D. (2009). Factors that influence students' decision to dropout of online courses. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 13(3), 115-127.
- Xirinachs, Y. (2018). Análisis de desempeño académico de los estudiantes activos de la Escuela de Economía para el período 2007-2016. *Vicerrectoría de Investigación de la Universidad de Costa Rica*.